

基于奇异值分解及形态滤波的 滚动轴承故障特征提取方法*

李兆飞, 柴毅, 李华锋
(重庆大学自动化学院, 重庆 400044)

摘要: 针对滚动轴承振动信号故障特征信息往往被强背景噪声淹没的问题, 提出一种基于奇异值分解和形态滤波的滚动信号故障特征提取方法。该方法利用信号时间序列重构的吸引子轨迹矩阵奇异值分布特征与信号自身特征的关系, 选择轨迹矩阵中主要反映冲击信息明显的奇异值进行信号重构的方法来滤除信号中的平滑信号和部分噪声, 获取带噪声的冲击信号; 然后利用形态滤波能有效滤除脉冲干扰噪声的特点, 反其道而行之, 从而提取信号的冲击故障特征的方法, 并将该方法应用于轴承的振动信号的故障特征提取。仿真与实例表明, 该方法能有效提取强背景信号及噪声中的弱冲击特征信号, 是一种有效的弱信号特征提取方法。

关键词: 奇异值分解; 形态滤波; 滚动轴承; 振动信号; 故障特征提取

中图分类号: TP391.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)04-1314-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.031

Fault feature extraction method of rolling bearing based on singular value decomposition and morphological filtering

LI Zhao-fei, CHAI Yi, LI Hua-feng

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Considering the strong noise background in fault feature information of vibration signal in rolling element bearing, this paper proposed a roller bearing fault feature extraction method based on SVD and morphological filters. This method made use of the relations between the singular value distribution of the time series track matrix of attractor and the signal characteristics to select the way of reconstruction of signal by most potential reflecting singular values. This way could filter smooth information and partial noise in the signal, and got impulse information with noise in the signal, then took the advantage of the feature that morphological filters was used to extract impulse feature in fault signal to act in opposition to pick out the extract impulse fault feature in signal and applied it to fault feature extraction of bearing in vibration signal. Results of experiment show that the presented method can be used for the abstraction of the weak feature signal that mixed in the strong background noise, which is effective to abstract weak feature signal.

Key words: singular value decomposition(SVD); morphological filtering; rolling bearing; vibration signal; fault feature extraction

0 引言

滚动轴承在运行过程中, 元件的工作表面损伤点反复撞击与之相接触的其他元件表面而产生冲击振动, 该冲击振动的频率称为故障特征频率。在实际工程中, 现场采集的非平稳和非高斯分布振动信号往往被各种噪声污染。因此, 如何在噪声环境中提取轴承的微弱故障特征信息是轴承故障诊断的关键技术^[1]。陈恩利等人^[2]利用奇异值分解技术分别选取与故障信息相对应的某几个奇异值来去除噪声和基频信号, 利用奇异值分解的逆过程及吸引子矩阵构造算法便可得到对应的近似故障矩阵, 将近似故障矩阵叠加即可得到所需的调制故障信号。但是实际工程应用中, 由于噪声影响奇异值分布位置, 与故障信息相对应的某几个奇异值依然被噪声污染。郝如江等人^[1]

设计了多尺度混合形态滤波器来滤除信号中的噪声及无关的噪声成分, 再用多尺度形态闭开的差值滤波处理得到明显的周期性故障冲击特征。但是该方法不仅取决于所采用的形态运算, 而且还与所选择的结构元素有密切的联系, 并且两次结构元素的选择还会产生累积效应, 对特征提取效果影响较大。汤宝平等^[3]用形态奇异值分解(SVD)分别剔除脉冲噪声和随机噪声再进行经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)提取故障特征。但该方法在降噪阶次和结构元素的选择上存在依靠经验选择的缺点, 并且 EMD 算法至今还存在缺乏严格的数学基础这一关键问题。另外一些常见的时域平均法、无限/有限滤波器及小波滤波器等数字滤波器, 存在着诸如时滞、相移等缺点。因此对于非线性特性比较突出的振动信号, 如信号频率和噪声干扰的频率重叠在一起的情况, 对信号

收稿日期: 2011-09-14; **修回日期:** 2011-10-19 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60974090); 国家教育部博士点基金资助项目(102063720090013); 中央高校基本科研业务费科研专项项目(CDJXS10172205)

作者简介: 李兆飞(1982-), 男(藏族), 雅安石棉人, 博士研究生, 主要研究方向为机器学习、故障诊断、信号处理等(lizhaofei825@163.com); 柴毅(1962-), 男, 安徽芜湖人, 教授, 博导, 主要研究方向为信息处理、融合与控制、智能系统理论及其应用、工业工程控制理论与技术、计算机网络与系统控制等; 李华锋(1983-), 男, 安徽人, 博士研究生, 主要研究方向为图像融合与降噪、小波分析、神经网络等。

的线性滤波处理会造成有用信息的丢失,而且故障早期的振动信号比较微弱,故障特征信息淹没在背景噪声中,通常的滤波处理不能有效去除噪声。

本文提出一种基于奇异值分解与数学形态学的轴承故障特征提取方法。该方法利用信号时间序列重构的吸引子轨迹矩阵中主要反映冲击信息明显的奇异值进行信号重构的方法,来滤除信号中的平滑信号和部分随机噪声,获取含有冲击信息和部分随机噪声的信号;然后利用形态滤波能有效滤除脉冲干扰噪声的特点,反其道而行之,用于提取故障冲击信号,由冲击信号的功率谱得到故障冲击特征。

1 奇异值降噪的原理

对于一个含有噪声的信号 $x(k)$ ($k=1,2,\dots,N$),根据 Takens 相空间重构理论,将原始信号 $x(k)$ 映射到 $m \times n$ ($m < n$) 维相空间内,得到重构相空间轨道矩阵 $D_m^{[4]}$:

$$D_m = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_{m+n-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: m 为嵌入维数; D_m 为Hankel矩阵,满足 $m+n-1=N$ 。

对原始信号降噪就转换为已知 D_m ,寻找 D 的最佳逼近的问题,逼近程度越好,降噪效果越明显。对 D_m 进行奇异值分解,可以得到 $D_m = UEV$ 。其中:矩阵 E 的主对角线元素 λ_i ($i=1,2,\dots,m$) 为矩阵 D_m 的奇异值。根据 Frobenius 范数意义下矩阵最佳逼近定理,保留前 K 个奇异值而其他位置的奇异值置零,利用奇异值分解的逆过程得到 D'_m , D'_m 即是在秩为 K 的情况下对轨道矩阵 D_m 的一个最佳逼近,这时噪声在一定程度上被压缩。一般来说,这时 D'_m 不再是 Hankel 矩阵的形式。为了得到降噪后信号 $x'(k)$,需要对 D'_m 中的反对角元素取平均:

$$x'(k) = \frac{1}{\beta - \alpha} \sum_{i=\alpha}^{\beta} D'_m(i, k-i+1) \quad (2)$$

其中: $\alpha = \max(1, k-m+1)$, $\beta = \min(n, k)$ 。

2 带噪故障信号提取阶次确定

从SVD降噪的基本原理来看,关键的一步是如何确定轨道矩阵 D_m 的有效重构阶次 k 。如果选择的重构阶次过低,降噪后信号包含的信息不完整,甚至会出现波形畸变现象;重构阶次过高,降噪后信号中仍然保留部分噪声信息。

经研究, D_m 表征了重构吸引子在相空间的演化特性,可表示成 $D_m = D + W + V$ 。其中: D 为光滑基频信号对应的吸引子轨迹矩阵; W 为冲击故障信号对应的轨迹矩阵; V 表示随机噪声对应的轨迹矩阵^[5]。

基频光滑信号对应的吸引子轨迹矩阵是奇异的,其秩 $k_D < \min(m, n)$,一般取 $m \ll n$,且随着 k_D 的增大,奇异值迅速衰减;冲击故障信号由于冲击性,其秩必定比周期信号高,即 k_w ($k_D < k_w \leq m$),且随着 k_w 的增大,奇异值分布会出现较明显的台阶状;噪声信号由于随机性,其构成的轨迹矩阵虽然是列满秩矩阵,但奇异值也是逐渐变化的,且变化过程也不同(高斯白噪声奇异值变化较陡峭,而随机噪声奇异值变化较平滑),即不同特征信号基本具有不同的奇异值分布特性。因此可以推断,光滑信号和冲击信号在 $D_m = D + W + V$ 分解后的奇异值中的分布位置是不一样的,而噪声信号对 D_m 分解后

的奇异值的分布位置也不同(随机噪声对 D_m 分解后的奇异值分布位置几乎也不一样,而高斯白噪声严重影响 D_m 分解后的奇异值的分布位置),即 D 对应的奇异值主要分布在 $0 \sim k_D$ 部分;冲击信息 W 对应奇异值主要分布在 $0 \sim k_w$ ($k_D \leq k_w \leq m$);而噪声对各奇异值的影响也是不同的(高斯白噪声对奇异值影响较大,而随机噪声对奇异值影响几乎相等)。所以,分别选取与冲击信息相对应的某几个奇异值 k ($k_D \leq k_w \leq m$),利用奇异值分解的逆过程及吸引子矩阵构造算法便可得到对应的 W'_k ($k_D \leq k \leq k_w$),将 W'_k 叠加即得到所需的含有部分噪声信号的冲击故障信号 W' 。

3 带噪故障信号形态滤波提取故障特征原理

数学形态学(mathematical morphology, MM)是1964年由法国Atheron等人在积分几何和随机集论的基础上建立起来的一种数学分析方法。由于数学形态学处理信号时只取决于待处理信号的局部形状特征,所以具有计算量小的优点,易于硬件实现。目前,形态学在数字图像处理、纹理分析、模式识别等领域已经获得了广泛的应用。

形态学滤波作为一种非线性滤波器,可以有效地提取信号的边缘轮廓以及信号的形状特征,克服了线性滤波的不足之处。而较之其余非线性滤波器,形态滤波器在具有平移不变性、单调性、幂等性等特性的基础上,由于形态变换的计算中只包含布尔运算、加减法运算而不需要做乘法,还有计算简单、运行速度快的突出优点。形态学滤波在信号处理中的应用主要有电力系统信号预处理^[6,7]、脑电及心电信号的去噪^[8-10]、振动信号的降噪^[11,12]等。其中,在振动信号的降噪处理中,广义形态滤波器不仅计算量小、易于实现,而且可以有效剔除脉冲,降低随机噪声干扰,提高振动信号的信噪比^[12]。

形态学的基本运算包括膨胀、腐蚀、开和闭运算等,基本数学形态运算的定义如下^[13]:

设 $f(n)$ 和 $g(n)$ 分别是定义在 $F = (0, 1, \dots, N-1)$ 和 $G = (0, 1, \dots, M-1)$ 上的离散函数,且 $N \gg M$ 。其中 $f(n)$ 是输入时间序列, $g(n)$ 是结构元素,则 $f(n)$ 关于结构元素 $g(n)$ 的形态腐蚀和膨胀运算分别定义为

$$(f \ominus g)(n) = \min\{f(n+m) - g(m)\} \quad (m=0, 1, \dots, M-1) \quad (3)$$

$$(f \oplus g)(m) = \max\{f(n-m) + g(m)\} \quad (m=0, 1, \dots, M-1) \quad (4)$$

其中: \ominus 和 \oplus 分别表示腐蚀和膨胀运算。膨胀和腐蚀是数学形态学滤波器最基本的运算,它们分别可以剔除脉冲宽度不超过所选结构元素长度的正、负脉冲。结构元素在形态学运算中的作用类似于一般信号处理时的滤波窗口或参考模板,它的选取对形态滤波器的滤波效果有着很大的影响,则 $f(n)$ 关于结构元素 $g(n)$ 的形态开和闭运算分别定义为

$$(f \circ g)(n) = (f \ominus g \oplus g)(n) \quad (5)$$

$$(f \cdot g)(n) = (f \oplus g \ominus g)(n) \quad (6)$$

其中: \circ 和 \cdot 分别表示形态开和闭运算。形态开、闭运算对信号处理的效果不同,形态开可以平滑信号中的正向脉冲(峰值),形态闭可以平滑信号中的负向脉冲(低谷)。开、闭运算是由腐蚀和膨胀组成的二次运算;先腐蚀后膨胀定义为开运算,先膨胀后腐蚀被定义为闭运算。开、闭运算具有与腐蚀和膨胀相类似的性质。但与腐蚀和膨胀不同,开、闭运算还具有幂等性。开运算主要是平滑并抑制信号峰值噪声,而闭运算则抑制信号波谷噪声。

为了同时抑制峰值噪声和波谷噪声,通过适当的形态运算

组合构成了开—闭 (open-closing, OC)、闭—开 (close-opening, CO) 运算和基于开—闭、闭—开运算的级联运算。形态滤波器能够有效地抑制信号中的脉冲干扰,在机械故障诊断中得到了广泛的应用^[14,15]。实际应用中通常采用形态开、形态闭的级联形式构造开—闭和闭—开组合形态滤波器,用于振动信号的降噪。

$$MMC(f) = (f \circ g \cdot g \cdot f \cdot g \circ g) / 2 \quad (7)$$

但是其降噪效果在现阶段的研究应用也较多,研究热点主要还是在滤波影响较大结果元素的选择上。在研究了这种组合形态滤波后发现它能有效地滤除脉冲干扰^[12],而这种脉冲信号正是所需要的故障信号,故这里反其道而用之,把这种组合形态滤波用于振动信号冲击故障特征提取。

4 仿真分析

为验证基于奇异值分解和数学形态学的故障特征提取方法的有效性,采用如下仿真信号进行分析(信号的采样频率为 2 000 Hz, 采样时间为 1 s):

$$x(t) = 5x_1(t) + 0.8x_2(t) + e(t) \quad (8)$$

其中: $x_1(t)$ 为周期性指数衰减的冲击信号(频率为 18 Hz, 每周期内冲击函数为 $e^{-20t} \sin(20\pi t)$),谐波信号为

$$x_2(t) = \sin(50\pi t) + \sin(100\pi t) \quad (9)$$

$e(t)$ 为 $N(0,1)$ 的高斯白噪声。冲击信号、谐波信号、冲击加谐波信号及其噪声信号的波形、频谱及奇异值分布(分别对信号进行相空间重构,其重构维数为 200)分别如图 1~4 所示。仿真信号时域波形、频谱及奇异值分布(重构维数也为 200)如图 5 所示。

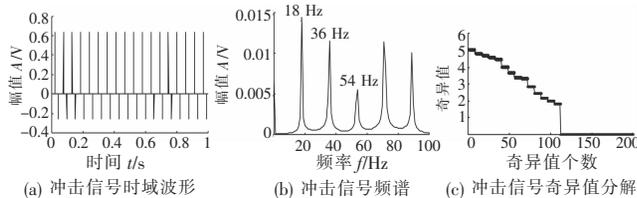


图 1 冲击信号时域波形、频谱及奇异值分解

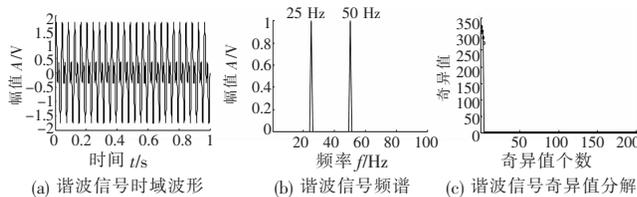


图 2 谐波信号时域波形、频谱及奇异值分解

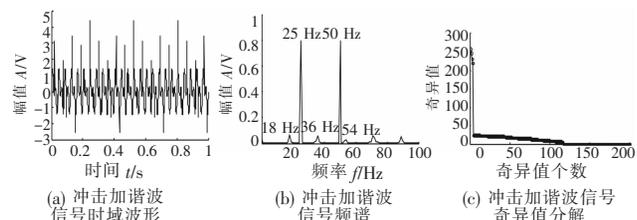


图 3 冲击加谐波信号时域波形、频谱及奇异值分解

图 5(b)所示为仿真信号频谱的局部放大图,从图中可以看出,信号中 25 Hz 和 50 Hz 的谐波成分比较明显,而 18 Hz 及其倍频的冲击成分由于谐波成分的抑制以及噪声的干扰,难以在频谱图中反映出来。为了突出信号中的冲击成分特征,必须抑制谐波成分和噪声以提取冲击特征。

通过计算,得到谐波信号时间序列重构的吸引子轨迹矩阵

秩为 4,冲击故障信号时间序列重构的吸引子轨迹矩阵秩为 112,高斯白噪声信号时间序列重构的吸引子轨迹矩阵秩为 200,与之前的分析相符。根据仿真信号奇异值分布图及前面的分析,选取第 4~112 个特征值重构依然含有随机噪声的冲击信号,再对重构后的信号选取扁平形结构元素 $g = \{0, 0, 0\}$,采用式(7)的形态滤波器对含有噪声的冲击信号进行冲击故障特征提取。图 6 为提取故障特征后的信号频谱,从图中可以清晰地得到冲击频率的 1 倍、2 倍和 3 倍频等。这说明本文提出方法可以有效地提取仿真信号中的冲击频率成分,并且有效地抑制了影响奇异值分布位置的高斯白噪声。

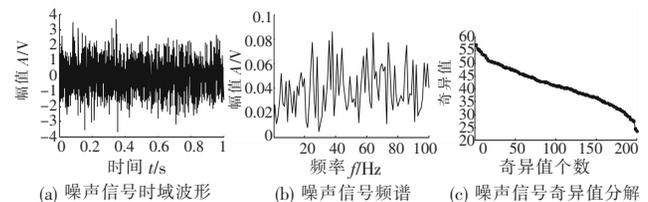


图 4 噪声信号时域波形、频谱及奇异值分解

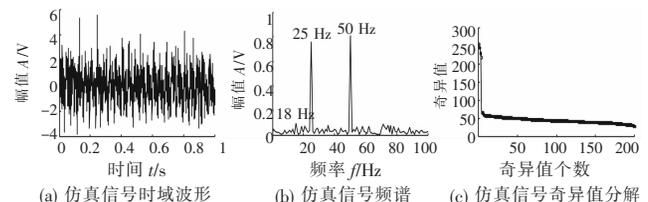


图 5 仿真信号时域波形、频谱及奇异值分解

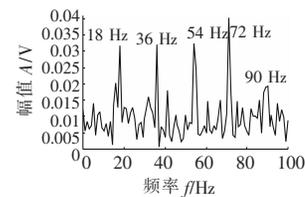


图 6 仿真信号提取特征后的频谱

5 工程应用

为了检验基于奇异值分解和形态滤波故障特征提取方法的可行性,针对轴承振动信号分析,采用美国西储大学(Case West Reserve University, CWRU)实验数据来进行分析。该故障数据库的各种故障通过电火花加工技术在滚动轴承内外圈、滚动体上模拟,包含内外圈和滚动体不同转速及不同的故障程度的实测振动数据。

笔者选取不同程度的轴承故障进行分析,以分析本文所提故障特征提取方法对相同故障类型不同程度故障的处理能力。选用数据为:主动端轴承 6205-2RS JEM SKF,深沟球轴承,电动机空载情况下,电机转速为 1 797 r/min,采样频率 $f_s = 12\ 000$ Hz。根据该实验提供的计算方法估算出内圈故障频率为 $f = 162.18524 \approx 162$ Hz,从采集的数据中选 2001 点进行研究。为此,选取故障直径为 0.18、0.54 和 0.72 mm,故障深度为 0.28 mm 时的轴承故障进行分析,时域波形如图 7 所示,奇异值分布如图 8 所示。

为提取滚动轴承故障特征,采取与上述仿真信号相同的处理方法,对滚动体内圈故障信号进行故障特征提取,结果如图 9 所示。可以看出,不同程度的内圈故障信号经过本文方法分解后,可以清晰地得到故障频率及其倍频。而且,故障越强,特征提取方法越有效。

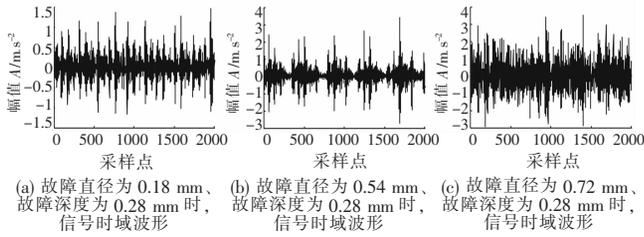


图7 滚动轴承故障信号时域波形

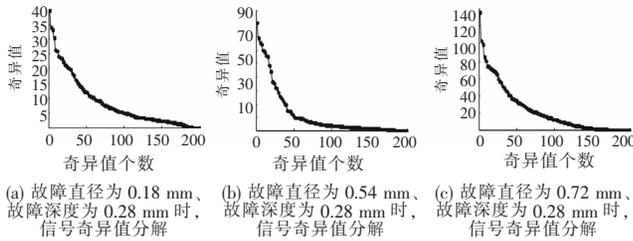


图8 滚动轴承故障信号奇异值分解

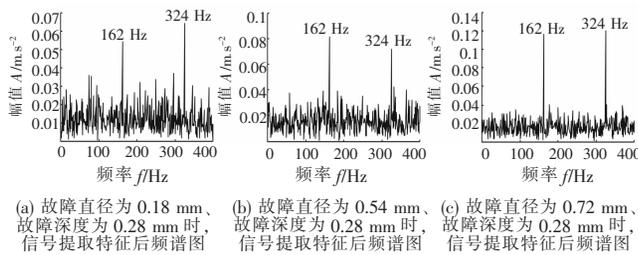


图9 滚动轴承故障信号提取特征后的频谱

6 结束语

针对采集的振动信号突发性强、早期症状较难识别等特点,提出将时间序列重构的吸引子轨迹矩阵奇异值分解与改进的形态滤波相结合,形成一种新型的故障特征提取方法。该方法通过奇异值分解技术,降低了光滑信号和部分随机噪声信号的影响,并利用形态滤波提取信号中的冲击成分,通过滤波信号的功率谱得到了周期性冲击特征。数值仿真和轴承故障诊断实例的结果表明,该方法能有效地滤除了光滑信号和白噪声干扰,突出冲击故障特征,提高故障诊断的准确性,为提取滚动轴承故障特征提供了一种新的有效方法。在实际工程应用中,重构冲击信号的奇异值选择范围对于提取故障特征是至关重要的,它是今后进一步研究的重点。

参考文献:

[1] 郝如江,卢文秀,褚福磊. 形态滤波器用于滚动轴承故障信号的特

征提取[J]. 中国机械工程,2009,20(2):197-201.

- [2] 陈恩利,吴勇军,申永军. 基于改进奇异值分解技术的齿轮调制故障特征提取[J]. 振动工程学报,2008,21(5):530-534.
- [3] 汤宝平,蒋永华,张祥春. 基于形态奇异值分解和经验模态分解的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报,2010,46(5):37-42.
- [4] YOU Rong-yi, HUANG Xiao-jing. Phase space reconstruction of chaotic dynamical system based on wavelet decomposition [J]. Chinese Physics B, 2011, 20(2): 5-8.
- [5] 何田,刘献栋,李其汉. 噪声背景下检测突变信息的奇异值分解技术[J]. 振动工程学报,2006,19(3):399-403.
- [6] LIN Guo-song, GAO Shi-bin, LI Qun-zhan. Fault locating of traction power system with series-wound compensators based on morphological gradient and parameter identification [J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 28(12): 35-39.
- [7] 徐骏,邵如平,时丹. 数学形态学在配电网故障选线中的应用[J]. 自动化仪表,2008,32(8):25-29.
- [8] KAZAKEVICIUTE M, JUOZAPAVICIUS A, SAMAITIENE R. Morphological filtering of EEG [J]. Materials Physics and Mechanics, 2010, 9(3): 185-193.
- [9] LEHTOLA L, KARSIKAS M, KOSKINEN M, et al. Effects of noise and filtering on SVD-based morphological parameters of the T wave in the ECG [J]. Journal of Medical Engineering and Technology, 2008, 32(5): 400-407.
- [10] 章立军,黎敏,阳建宏,等. 基于自适应形态小波的轧机电气信号压缩方法[J]. 北京科技大学学报,2011,33(3):353-357.
- [11] SHEN Lu, ZHOU Xiao-jun, ZHANG Wen-bin, et al. De-noising for vibration signals of a rotating machinery based on generalized mathematical morphological filter [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(9): 70-73.
- [12] 张文斌,杨辰龙,周晓军. 形态滤波方法在振动信号降噪中的应用[J]. 浙江大学学报:工学版,2009,43(11):2096-2099.
- [13] 沈路. 数学形态学在机械故障诊断中的应用研究[D]. 杭州:浙江大学,2010.
- [14] CHAI Yi, LI Hua-feng, LI Zhao-fei. Multifocus image fusion scheme using focused region detection and multiresolution [J]. Optics Communications, 2011, 284(19): 4376-4389.
- [15] 张文斌,周晓军,林勇. 广义形态滤波器在振动信号处理中的应用研究[J]. 农业工程学报,2008,24(6):203-205.
- [16] ZHANG Li-jun, XU Jin-wu, YANG Jian-hong, et al. Multiscale morphology analysis and its application to fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 597-610.

(上接第1252页)下,制造商可以通过调整批发价格加促销投资补贴契约协调扰动后的供应链,以使供应链利润最大化;并且制造商可以通过调整批发价格来实现系统最优利润在其与零售商间的任意分配。

参考文献:

- [1] QI Xiang-tong, BARD J F, YU Gang. Supply chain coordination with demand disruptions [J]. Omega, 2004, 32(4): 301-312.
- [2] XU Ming-hui, QI Xiang-tong, YU Gang, et al. The demand disruption management problem for a supply chain system with nonlinear demand functions [J]. Journal of Systems Science and Systems Engineering, 2003, 12(1): 82-97.
- [3] XU Ming-hui, GAO Cheng-xiu. Supply chain coordination with demand disruptions under convex production cost function [J]. Wuhan

University Journal of Natural Sciences, 2005, 10(3): 493-498.

- [4] HUANG Chong-chao, YU Gang, WANG Song, et al. Disruption management for supply chain coordination with exponential demand function [J]. Acta Mathematica Scientia, 2006, 26(4): 655-669.
- [5] 于辉,陈剑,于刚. 协调供应链如何应对突发事件[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(7): 9-16.
- [6] XIAO Tiao-jun, YU Gang, SHENG Zhao-han, et al. Coordination of a supply chain with one-manufacturer and two-retailers under demand promotion and disruption management decisions [J]. Annals of Operations Research, 2005, 135(1): 87-109.
- [7] 雷东,高修成,李建斌. 需求和生产成本同时发生扰动时的供应链协调[J]. 系统工程理论与实践, 2006, 26(9): 51-59.
- [8] 冯花平,吕廷杰. 基于需求偏差的供应链协调问题[J]. 控制与决策, 2008, 23(5): 487-491.